# 一、项目背景

浏览、收藏、加购物车、购买是电商最基础环节,本项目通过对用户这四个行为数据的分析,描述了电商网站运营现状,并从中探索用户行为规律,希望能将这些规律与营销策略相结合,以实现更精准的营销,达到提高销售额的目的。

UserBehavior 是阿里巴巴提供的一个淘宝用户行为数据集,包含了 2017 年 11 月 25 日至 2017 年 12 月 3 日之间,有行为的约一百万随机用户的所有行为(行为包括浏览、收藏、加购物车、购买),本案例选取了其中 20 万条数据进行分析,其中数据包含如下 5 个数据字段:

列名称	说明
customer_id	整数类型,序列化后的用户ID
goods_id	整数类型,序列化后的商品ID
category	整数类型,序列化后的商品所属类目ID
behavior	字符串,枚举类型,包括('pv', 'buy', 'cart', 'fav')
tsp	行为发生的时间戳

数据来源: 淘宝用户购物行为数据集 数据集-阿里云天池

# 二、提出问题及分析思路

本项目通过 SQL 分析数据,导出结果至 Excel,利用 Excel 实现数据可视化。以下为本项目分析思路:



### 按照以上分析思路,解决以下几个问题:

- 1. 流量的数量和质量如何?
- 2. 访客的转化率如何? 是否需要进一步提高客户留存率?
- 3. 用户有哪些行为习惯或消费偏好值得注意? 用户活动时间规律和商品偏好是什么?
- 4. 哪些用户是高价值用户? 如何维护高价值用户的忠诚度?

# 三、数据清洗

#### 1. 选择子集

选取数据集中 20 万条数据,通过 NAVICAT 导入 Mysql 进行分析。

## 2.列名重命名

原数据集中没有列名,手动增加列名:customer\_id, goods\_id, category, behavior

### 3.删除重复值

```
select customer_id,goods_id,category,behavior,tsp
from userbehavior
group by customer_id,goods_id,category,behavior,tsp
having count(*) > 1;
```

## 导入的数据集中没有重复值。

## 4. 缺失值处理

```
select
count(customer_id),count(goods_id),count(category),count(behavior),count(ts
p)
from userbehavior;
```

在创建表格,设置了所有字段都是"not null", 并通过 count 函数检验,导入的数据中没有缺失值

### 5.一致化处理

原数据中时间戳的格式为 unix timestamp,需要转换格式。将其拆分为日期和时间,便于分析。

```
/*关闭safe-mode以执行修改命令*/
set SQL_SAFE_UPDATES = 0;

/*增加一列用于将原数据中的时间格式转化为可读的格式*/
alter table userbehavior add column tsp1 timestamp(0);
update userbehavior
set tsp1 = from_unixtime(tsp);

/*将原数据中的日期和时间分开*/
alter table userbehavior add dates varchar(255);
update userbehavior
set dates = from_unixtime(tsp,'%Y-%m-%d');
alter table userbehavior add times varchar(255);
update userbehavior
set times = from_unixtime(tsp,'%H:%i:%s');
```

## 6. 异常值处理

数据集中的数据是 2017 年 11 月 25 日至 2017 年 12 月 3 日,检查是否存在不在这一时间范围内的数据,删除范围外的数据。

```
/*先用select语句查找要删除的数据,防止误删 select tsp1 from userbehavior where tsp1 < '2017-11-25 00:00' or tsp1 > '2017-12-04 00:00';*/ delete from userbehavior where tsp1 < '2017-11-25 00:00' or tsp1 > '2017-12-04 00:00'; //*检验剩下数据是否有异常*/ select min(tsp1), max(tsp1) from userbehavior;
```

#### 经检验,处理后的所有数据都符合时间范围。

min(tsp1)		max(tsp1)	
	2017-11-25 00:00:03	2017-12-03 23:59:45	

## 四、构建模型及可视化

#### 1. 数据集整体概况

```
select
        count(customer_id) as 数据总数,
        count(distinct customer_id) as 用户数,
        count(distinct goods_id) as 商品数量,
        count(distinct category) as 商品类型数量,
        sum(if (behavior='pv',1,0)) as 点击次数,
        sum(if (behavior='fav',1,0)) as 收藏次数,
        sum(if (behavior='cart',1,0)) as 加购次数,
        sum(if (behavior='buy',1,0)) as 购买次数
from userbehavior;
```

#### 执行结果:

数据总数	用户数	商品数量	商品类型数量	点击次数	收藏次数	加购次数	购买次数
199908	1973	117032	3980	179739	4934	10906	4329

本项目分析了 2017 年 11 月 25 日至 2017 年 12 月 3 日这 9 天内的 199908 条记录中, 1973 名用户对 3980 个类目下的 117032 件商品进行的点击(179739)、收藏(4934)、加购(10906)和购买(4329)行为。

# 2. 流量指标分析

### 2.1 人均页面访问量 PV/UV

```
count(distinct customer_id) as 'UV',
  (select count(customer_id) from userbehavior where behavior='pv') as
'PV',
  (select PV) / count(distinct customer_id) as 'PV/UV'
from userbehavior;
```

#### 执行结果:

UV	PV	PV/UV	
1973	179739	91.0993	

## 2.2 跳出率=仅点击页面用户数/总用户数 UV

```
select count(distinct customer_id)/(select count(distinct customer_id) from
userbehavior) as 'bounce_rate'
from userbehavior
where customer_id not in (select customer_id from userbehavior where
behavior = 'buy') and
    customer_id not in (select customer_id from userbehavior where behavior
= 'cart') and
    customer_id not in (select customer_id from userbehavior where behavior
= 'fav');
```

```
bounce_rate
0.0669
```

仅点击页面却没有收藏、加入购物车或购买的用户比例为 6.69%, 说明平台对用户的吸引力较高, 平台的用户流量质量较高。

### 2.3 人均成交量=订单量/用户总数

```
select count(customer_id)/(select count(distinct customer_id) from userbehavior) as 人均成交量 from userbehavior where behavior = 'buy';
```

#### 执行结果:

人均成交里 2.1941

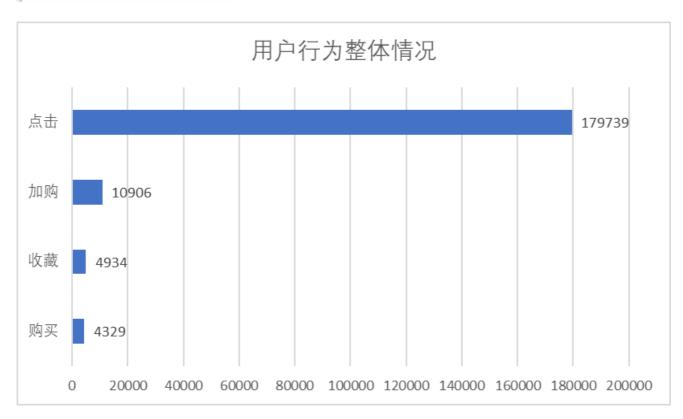
人均成交量为 2.19%

# 3. 用户行为分析

## 3.1 用户行为整体情况分析

```
select behavior,count(*) as behavior_sum
from userbehavior
group by behavior
order by behavior_sum desc;
```

behavior	behavior_sum
pv	179739
cart	10906
fav	4934
buy	4329



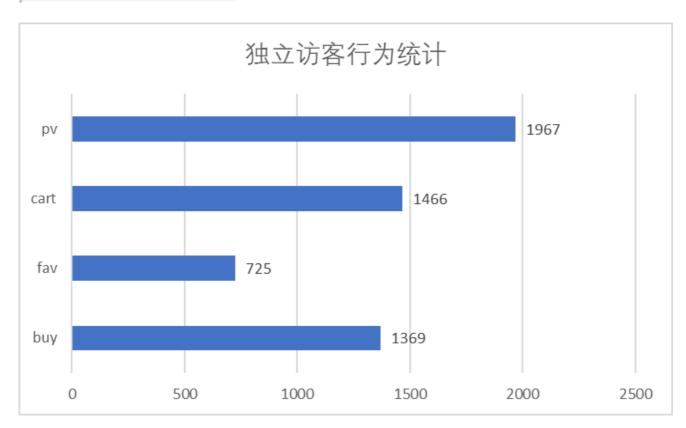
对所有用户行为进行汇总分析,最终购买的用户数约占所有行为的 2.2% (200000/4329),而点击行为约占总体的 90% (179739/200000)。点击后收藏加购的转化率为 8.8%,收藏加购后购买的转化率为 27.3%。

说明平台有产品堆砌展示的问题,使得用户花费极多的时间在寻找和筛选商品上。 因此需要优化平台产品推荐功能,将产品更多信息直接显示在首页上,并可以更精准地 推荐符合用户偏好的产品。

### 3.2 独立访客转化率

```
select behavior,count(distinct customer_id) as behavior_sum
from userbehavior
group by behavior
order by behavior_sum desc;
```

behavior	behavior_sum
pv	1967
cart	1466
buy	1369
fav	725



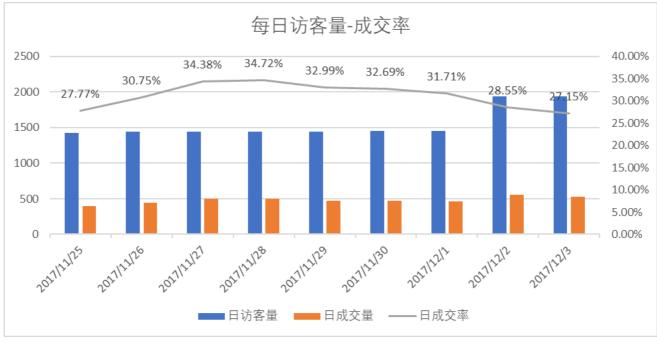
对独立访客的行为进行分析,从一开始的点击页面到最终购买的转化率约为69.6%(1369/1967),说明独立用户购买欲望充足。

# 4. 用户行为模式分析

4.1 每日用户访客量、点击量、成交量

日期	日访客里	日点击里	日成交量
2017-11-25	1426	18397	396
2017-11-26	1447	18931	445
2017-11-27	1440	17365	495
2017-11-28	1440	18587	500
2017-11-29	1440	18667	475
2017-11-30	1456	18946	476
2017-12-01	1457	19970	462
2017-12-02	1937	24691	553
2017-12-03	1941	24185	527





从 11 月 25 日至 12 月 3 日的每日用户点击量 (pv) 数据显示, 12 月 2 日用户点击量 激增,推测 12 月 2 日平台进行了营销活动。

虽然日访客量较以往有所上升,但成交量上升微弱,成交率不升反降。 其中原因可能有以下几种: a.本次的营销活动方式、渠道、营销的产品等对用户的吸引力不够; b.本次营销活动针对的用户群体范围不广,且平台本身对用户个性化需求的抱把握不够。

### 4.2 各时段用户点击量统计

```
select
        sum(if (times between '00:00:00' and '00:59:59',1,0)) as '0~1',
    sum(if (times between '01:00:00' and '01:59:59',1,0)) as '1~2',
        sum(if (times between '02:00:00' and '02:59:59',1,0)) as '2~3',
    sum(if (times between '03:00:00' and '03:59:59',1,0)) as '3~4',
    sum(if (times between '04:00:00' and '04:59:59',1,0)) as '4~5',
    sum(if (times between '05:00:00' and '05:59:59',1,0)) as '5~6',
    sum(if (times between '06:00:00' and '06:59:59',1,0)) as '6~7',
    sum(if (times between '07:00:00' and '07:59:59',1,0)) as '7~8',
    sum(if (times between '08:00:00' and '08:59:59',1,0)) as '8~9',
    sum(if (times between '09:00:00' and '09:59:59',1,0)) as '9~10',
    sum(if (times between '10:00:00' and '10:59:59',1,0)) as '10~11',
    sum(if (times between '11:00:00' and '11:59:59',1,0)) as '11~12',
    sum(if (times between '12:00:00' and '12:59:59',1,0)) as '12~13',
    sum(if (times between '13:00:00' and '13:59:59',1,0)) as '13~14',
    sum(if (times between '14:00:00' and '14:59:59',1,0)) as '14~15',
    sum(if (times between '15:00:00' and '15:59:59',1,0)) as '15~16',
    sum(if (times between '16:00:00' and '16:59:59',1,0)) as '16~17',
    sum(if (times between '17:00:00' and '17:59:59',1,0)) as '17~18',
    sum(if (times between '18:00:00' and '18:59:59',1,0)) as '18~19',
    sum(if (times between '19:00:00' and '19:59:59',1,0)) as '19~20',
    sum(if (times between '20:00:00' and '20:59:59',1,0)) as '20~21',
    sum(if (times between '21:00:00' and '21:59:59',1,0)) as '21~22',
    sum(if (times between '22:00:00' and '22:59:59',1,0)) as '22~23',
    sum(if (times between '23:00:00' and '23:59:59',1,0)) as '23~24'
from userbehavior
where behavior = 'pv';
```

#### 执行结果:

0~1 1~2 2~3 3~4 4~5 5~6 6~7 7~8 8~9 9~10 10~11 11~12 12~13 13~14 14~15 15~16 16~17 17~18 18~19 19~20 20~21 21~22 22~23 23~24 5953 2562 1415 829 1090 1425 2652 4907 5832 7302 8606 8178 7627 9036 8947 9840 9503 7868 9106 11564 13876 15992 15132 10497



用户在 19 点至 23 点的活跃度最高,点击量在晚上 21 点至 22 点这个时间段达到峰值。将各时段点击量与购买量对照分析如下。可见用户购买波峰也集中在 19 至 23 点。因此,平台可以在这个时间段进行营销活动,以此提高用户的点击量和成交量。另外,在 10-11,13-14,16-17 这三个时段购买量也出现峰值,可以在这些时段通过一定的营销活动促成更多成交量。



### 5. 商品指标分析

#### 5.1 不同商品的购买情况

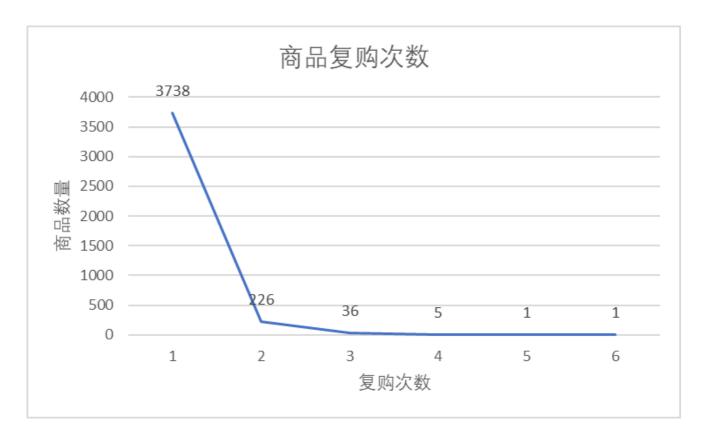
```
create view goodsbuytimes as
select goods_id,count(customer_id) as buytimes
from userbehavior
where behavior = 'buy'
group by goods_id;

select buytimes as 复购次数,count(goods_id) as 商品数量
from goodsbuytimes
group by buytimes
order by buytimes;

/*复购次数超过五次的商品*/
select goods_id as 商品,buytimes as 复购次数
from goodsbuytimes
where buytimes>=5
order by buytimes desc;
```

#### 执行结果:

复购次数	商品数量
1	3738
2	226
3	36
4	5
5	1
6	1



只购买一次的商品数量最多。在用户购买的商品种类共 4007 种,用户复购的商品种类约占总体的 6.7%((4007-3738)/4007)。说明存在较强竞争性的产品很少。

商品	复购次数
4157341	6
1542908	5

购买次数不少于 5次的商品只有商品编号为 4157341 和 1542908 的商品比较受欢迎。

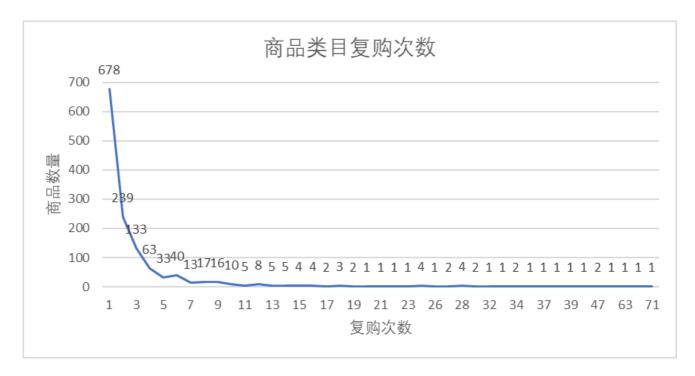
### 5.2 不同商品类目购买情况

```
create view categorybuytimes as select category,count(customer_id) as buytimes from userbehavior where behavior = 'buy' group by category;

select buytimes as 复购次数,count(category) as 商品类目数量 from categorybuytimes group by buytimes order by buytimes;

/*复购次数超过60次的商品*/
select category as 商品类目,buytimes as 复购次数 from categorybuytimes where buytimes>=60 order by buytimes desc;
```

商品类目	复购次数
1464116	71
2735466	64
2885642	63
4145813	62



在 1312 个不同类型的商品中,有 678 个商品类目只被购买过一次。用户会重复购买的商品类型比例为 48.3%((1312-678)/1312)。

用户购买次数超过 60 次、受用户欢迎的商品类型有1464116, 2735466, 2885642, 4145813。

商品类型为 1464116 的复购次数最多为 71 次,最受用户欢迎。

## 5.3 Top20 商品

```
/*点击Top20商品*/
select goods_id,count(*) as sum
from userbehavior
where behavior = 'pv'
group by goods_id
order by sum desc
limit 20;

/*加购Top20商品*/
select goods_id,count(*) as sum
from userbehavior
where behavior = 'cart'
group by goods_id
order by sum desc
limit 20;
```

```
/*收藏Top20商品*/
select goods_id,count(*) as sum
from userbehavior
where behavior = 'fav'
group by goods_id
order by sum desc
limit 20;

/*购买Top20商品*/
select goods_id,count(*) as sum
from userbehavior
where behavior = 'buy'
group by goods_id
order by sum desc
limit 20;
```

### 6. 用户价值分析

#### 6.1 RFM 模型简介

RFM 模型可以衡量客户价值和客户创造利益的能力,该模型通过客户的最近一次消费 (Recency)、消费频率 (Frequency)、消费金额 (Monetary) 来描述客户的价值。

R (Recency) 表示用户最近一次消费距离现在的时间。消费时间越近的客户价值越大。

F (Frequency) 消费频率是指用户在统计周期内购买商品的次数,经常购买的用户价值肯定比偶尔来一次的客户价值大。

M (Monetary) 消费金额是指用户在统计周期内消费的总金额,体现了消费者为企业创利的多少,消费越多的用户价值越大。

由于本数据集没有用户消费金额数据,只能统计 R 和 F,将用户分成以下四类。

	R (最近一次消费时间) 高	R (最近一次消费时间) 低	
F (消费频率) 高 重要价值客户		重要保持客户	
F (消费频率) 低	一般发展用户	一般挽留用户	

高、低维度常以平均值和中位数区分。由于电商场景,大部分数据都呈现长尾分布, 80%甚至 90%以上都集中在低频低额区间,少数的用户提供了大部分销售,采用平均数 无法很好的体现数据集的特性,所以选择中位数作为区分标准。

F值和用户价值成正比,大于中位数为高维度,小于中位数为低纬度; R 值和用户价值成反比,大于中位数为低纬度,小于中位数为高纬度。

#### 6.2 R、F 值的计算

```
/*最后一次消费时间和消费频率*/
create view rfm as
select
        customer_id,
        timestampdiff(hour,max(tsp1),'2017-12-04') as 最后一次购买时间,
        count(customer_id) 购买频率
from userbehavior
group by customer_id
order by 最后一次购买时间 desc;
```

customer_id	最后一次购买 时间	购买 频率
1008905	182	8
100628	47	15
1004742	41	21
1006870	39	5
100357	35	118
1005734	33	26
1007341	31	18
1002793	29	18
1000112	28	17

# 计算 R、F 值中位数

## 执行结果:

# R值中位数

4.0000

```
/*计算F值中位数*/
select avg(购买频率) as F值中位数
from(
```

```
select
购买频率,
row_number() over (order by 购买频率) as rn,
count(*) over() as n
from rfm
) as f
where rn in (floor(n/2)+1,if(mod(n,2) = 0,floor(n/2),floor(n/2)+1));
```

# F值中位数

75.0000

## 6.3 利用 RFM 模型将用户分类

计算得到 R 值中位数为 4, F 值中位数为 75。用中位数界定高低维度并对用户分类。

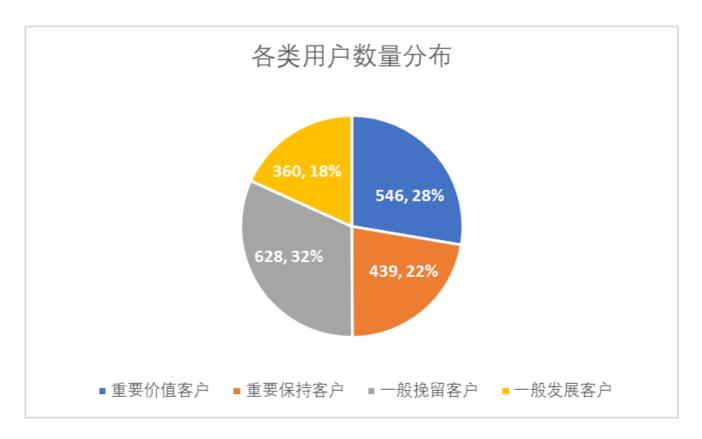
]/V] ] <del>                                   </del>	
customer_id	用户标签
1008905	一般挽留客户
100628	一般挽留客户
1004742	一般挽留客户
1006870	一般挽留客户
100357	重要保持客户
1005734	一般挽留客户
1007341	一般挽留客户
1002793	一般挽留客户
1000112	一般挽留客户
10008	一般挽留客户
1002796	一般挽留客户
1003664	一般挽留客户
1004570	一般挽留客户
1004608	一般挽留客户
1001873	一般挽留客户
1001934	一般挽留客户

# 统计各类用户人数

```
select 用户标签,count(customer_id) as 人数 from customertags group by 用户标签;
```

# 执行结果:

用户标签	人数
一般挽留客户	628
重要保持客户	439
重要价值客户	546
一般发展客户	360



重要用户占50%,一般用户占50%。一般挽留用户占比最高,其次是重要价值用户,一般发展用户和中要保持用户次之。

## 6.4 高价值用户行为分析

对"重要价值客户"的行为进行分析,了解其购物偏好:

goods_id	buytimes
1542908	5
667682	4
855191	4
3582107	3
5026858	3
523969	3
4360347	3
1131455	3
3671475	3
4459282	3
166219	3

## 执行结果:

category	buytimes
901282	43
1464116	32
2735466	31
4145813	28
4801426	25

在重要价值客户中,受欢迎程度排名前三的商品是 goods\_id=1542908、667682、855191 ,受欢迎的商品类型排名前三的是 category=901282、1464116、2735466。因此,平台可以给这类高价值用户推荐相应的产品。

# 五. 结论及建议

通过上文的分析,结合AARRR漏斗模型作出以下总结及建议:

## 1. 获取客户 (Acquisition)

- 1. 平台用户跳出率为 6.69%的数据就可看出,平台用户粘性不错,平台的用户流量质量较高。
- 2. 从 2017 年 12 月 2 日和 3 日点击量陡增的现象可见,平台的营销活动能吸引用户,有一定作用。
- 3. 用户点击量在晚上 21 点至 22 点达到峰值,且用户在 19 点至 23 点的活跃度最高。另外,在 10 至 11 点,13 至 14 点,16 至 17 点 这三个时段购买量也出现峰值,可以在这些时段通过一定的营销活动促成更多成交量。

## 2. 激活客户 (Activation)

- 1. 虽然页面点击率高,但最后购买的用户数仅约占 2.2%,点击后收藏加购的转化率仅 为 8.8%,说明平台有产品堆砌展示的问题,使得用户花费极多的时间在寻找和筛选 商品上。因此需要优化平台产品推荐功能,将产品更多信息直接显示在首页上,并 可以更精准地推荐符合用户偏好的产品。
- 2. 虽然 12 月 2 至 3 日点击量或因营销活动陡增,但最终购买量上升微弱,成交率不升反降。本次的营销活动方式、渠道、营销的产品等可能对用户的吸引力不够,或针对的用户群体范围不广

### 3. **留存用户(Retention)、**

- 1. 商品编号为 4157341 和 1542908 的商品比较受欢迎,商品类型为 1464116 的商品最受用户欢迎,可以通过优惠活动和推送来提高用户重复购买率。
- 2. 通过 RFM 模型将用户分为重要价值客户、重要保持客户、一般发展客户、一般挽留客户。在重要价值客户中,受欢迎程度排名前三的商品是 1542908、667682、855191,受欢迎的商品类型排名前三的是 901282、1464116、2735466,平台可以给这类高价值用户推荐相应的产品。

# 4. 增加收入 (Revenue)

- 对独立访客的行为进行分析,从一开始的点击页面到最终购买的转化率约为 69.6%,说明独立用户购买欲望充足。
- 在用户购买的商品种类共 4007 种,用户复购的商品种类约占总体的 6.7%;在
   1312 个不同类型的商品中,用户会重复购买的商品类型比例为 48.3%,其中复购次数最多为 71 次。
- 虽然独立访客的转化率为69.6%,但商品的复购率低。因此可以对高价值用户购买 频率高的产品进行复购优惠活动。

# 5. 推荐传播 (Referral)

可以通过邀请朋友砍价、分享领红包领和优惠券等方式,让用户主动分享和推荐,提高商品的曝光度。